

В.С. Чубань, наук. співроб.

Черкаський інститут агропромислового виробництва НААНУ

Моделювання процесу ціноутворення на продукцію сільського господарства за допомогою нечіткої логіки та нейронних мереж

У даній роботі запропонований і обґрунтований методичний підхід до проведення комплексного аналізу цін на продукцію сільського господарства з використанням інструменту нечіткої логіки і нейронних мереж, що дає можливість більш ефективно здійснювати прогнозування за вхідними факторами посівних площ культур; обсягу їх виробництва; врожайності; укладених угод на біржах України по сільськогосподарській продукції; обсягів експорту та імпорту сільськогосподарських культур.

ціна, біржова ціна, економіко-математичні моделі, нечітка логіка

Постановка проблеми. Останніми роками все більше українських підприємств (як приватних, так і державних) в цілях підвищення ефективності управління економічними процесами намагаються організувати свою діяльність на основі сучасних наукових досліджень. Впроваджується бізнес-планування, фінансовий і інвестиційний аналіз, сучасні програмні продукти, засновані на останніх наукових розробках. Одночасно зростає попит на ринкові дослідження (як на мікроекономічному, так і макроекономічному рівні), на фінансову і загальноекономічну інформацію [5].

Сьогодні одним з найбільш перспективних напрямів наукових досліджень в галузі аналізу, прогнозування і моделювання економічних явищ і процесів є нечітка логіка (fuzzy logic). Нечітко-множинні моделі, часто представліні у вигляді програмного забезпечення для персональних комп'ютерів, дозволяють керівникам підприємств ухвалювати економічно вигідні рішення. Хоча вперше згадка про новий метод математичного моделювання з'явилася біля півстоліття назад, дана галузь наукових досліджень до цих пір залишається мало вивченою в Україні та Росії [1].

Постановка завдання. Метою дослідження є наукове обґрунтування теоретичних положень і розробка практичних рекомендацій щодо моделювання процесу ціноутворення на продукцію сільського господарства. Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- розробити моделі виявлення залежностей цін і обсягів продажу сільськогосподарської продукції від групи найбільш впливових факторів;
- обґрунтувати методичні основи моделювання процесу ціноутворення з використанням нечіткої логіки та нейронних мереж.

Аналіз останніх джерел досліджень і публікацій. У світовій практиці розвинутих країн інструменту нечіткої логіки приділяється значна увага. Новітня теорія моделювання з використанням нечіткої логіки відобразилась у працях таких вчених як: Н. Васильєва, Л. Заде, Б. Коско, В. Круглов, А. Масалович, Е. Мамдані, А. Недосекін. Але методичні основи моделювання процесу ціноутворення з використанням нечіткої логіки та нейронних мереж потребує розвитку з позиції її адаптації до відповідного економічного середовища. Тому вважаємо за необхідне сформувати своє бачення даної проблеми.

Результати дослідження. Процес функціонування українського біржового ринку характеризується багатофакторністю, мінливістю і має складну структуру, тобто утворює складну систему з багатьма вхідними факторами і вихідними характеристиками.

В якості вхідних факторів можуть виступати фінансово-економічні показники функціонування економіки, а також соціальних, політичних та кризових явищ. Вихідною характеристикою в нашому випадку є середня ціна (її індекс) на зернові та зернобобові культури (або інші товари).

Нечіткий логічний висновок у базі нечітких правил виконується за наступним алгоритмом: фазифікація, логічний висновок, композиція, дефазифікація (повернення до чіткості).

Якщо позначити вихідну характеристику як Y , а сукупність вхідних факторів як X_1, X_2, \dots, X_n , то залежність між ними має вигляд:

$$Y = F_Y(X_1, X_2, \dots, X_n), \quad (1)$$

де (X_1, X_2, \dots, X_n) – вхідні змінні;

Y – вихідна величина;

F_Y – апроксимуюча функція.

На даному етапі відбувається фазифікація – побудова нечітких множин для термів. Одне із можливих значень терм-множини лінгвістичної змінної – змінна, значенням якої є повний вираз з градацією: мала, середня, висока. Кожний такий терм із терм-множини має свою функцію належності, що дозволяє визначити ступінь належності будь-якого значення нечіткої підмножини даному терму лінгвістичних оцінок вхідних параметрів [4]. Ця залежність відображає складний нелінійний процес функціонування біржового ринку, тому класичні статистичні, інтегро-диференціальні методи є непридатними для розв'язання даної проблеми. В даний час набувають актуальності методи штучного інтелекту, такі як нечітка логіка, нейронні мережі, генетичні алгоритми та інші, що дозволяють розв'язувати складні нелінійні задачі з малою інформаційною визначеністю [1].

Нечітка логіка дозволяє представити вхідну інформацію в адекватному до реальності вигляді, коли дані про функціонування деякої складної системи є неповними, інформаційно невизначеними, неточними з різних об'єктивних і суб'єктивних причин. Отже в якості вхідних факторів візьмемо показники табл. 1.

Таблиця 1 – Вхідні фактори для вихідного показника ціни

Фактор	Пояснення
X_1	Посівні площини основних сільськогосподарських культур, тис. га (зернові та зернобобові культури)
X_2	Виробництво основних сільськогосподарських культур, тис. т (зернові та зернобобові культури у вазі після доробки)
X_3	Урожайність основних сільськогосподарських культур, ц/га (зернові та зернобобові культури у вазі після доробки)
X_4	Укладені угоди на біржах України по сільськогосподарській продукції, млн. грн.
X_5	Експорт зернових культур, (вартість, млн. дол. США)
X_6	Імпорт зернових культур, (вартість, млн. дол. США)
Y	Середні ціни реалізації сільськогосподарськими підприємствами (крім малих) зернових та зернобобових культур, грн./т

Сформуємо базу правил, що заповнюється експертами предметної області, у вигляді:

$$\text{якщо } x_1 \in A_{11} \text{ i } x_2 \in A_{12} \dots \text{ i } x_n \in A_{1n} \text{ то } y \in B_1;$$

якщо $x_1 \in A_{21} \text{ i } x_2 \in A_{22} \dots \text{i } x_n \in A_{2n} \text{ то } y \in B_2;$
 якщо $x_1 \in A_{m1} \text{ i } x_2 \in A_{m2} \dots \text{i } x_n \in A_{mn} \text{ то } y \in B_m,$

де $X \in j = 1, n$, x_j – вхідні фактори;

$y \in Y$ – вихідна характеристика;

$A_{i,j}$ та B_i , $i = 1, m$, $j = 1, n$ – терми, що задані відповідно на множинах X та Y .

Розглянуті вище етапи нечіткого висновку можуть бути реалізовані по-різному, оскільки включають окремі параметри, які повинні бути фіксовані або специфіковані. Тим самим вибір конкретних варіантів параметрів кожного з етапів визначає деякий алгоритм, який в повному об'ємі реалізує нечіткий висновок в системах нечітких правил. На даний час запропоновано декілька алгоритмів нечіткого висновку. Ті з них, які отримали найбільше, розглядаються нижче [3].

Основними етапами алгоритму нечіткого логічного висновку Мамдані, Сугено, Цукамото, Ларсена є:

а) формування бази правил системи нечіткого висновку, що є формальним представленням емпіричних знань експерта;

б) фазифікація вхідних параметрів – процес знаходження функції належності нечітких множин на основі початкових даних;

в) агрегація, метою якої є визначення ступеня істинності кожного з підвисновків по кожному з правил систем нечіткого висновку;

г) активізація підумов в нечітких правилах, за якої нечіткі підмножини, призначені дляожної вихідної змінної, об'єднуються разом, щоб сформувати одну нечітку підмножину дляожної змінної;

д) дефазифікація – процедура перетворення нечіткої множини в чітке число [1]. Функціональна схема процесу нечіткого висновку в спрощеному вигляді показана на рис. 1 [5].

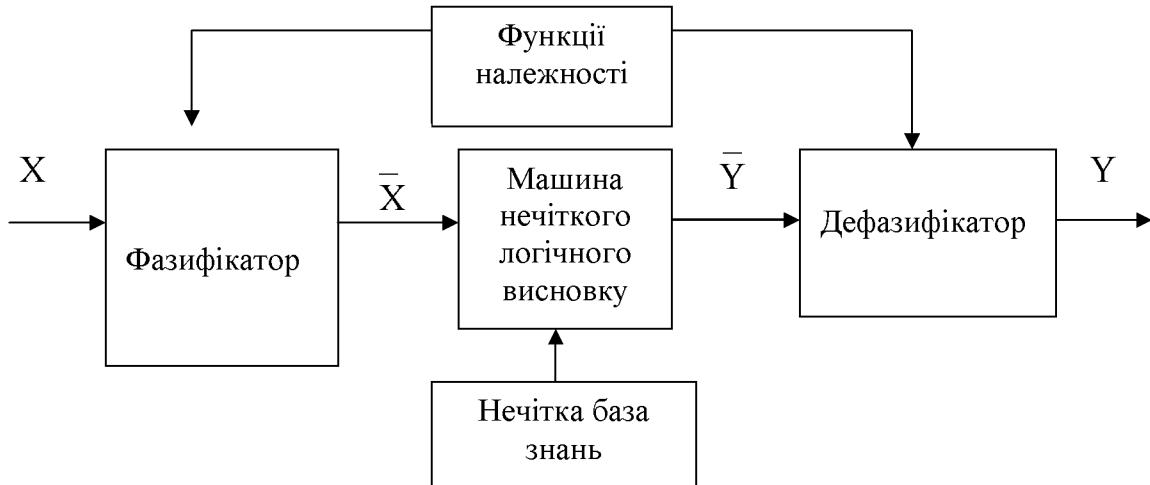


Рисунок 1 – Нечіткий логічний висновок

Існує дві проблеми, пов’язані з використанням апарату нечіткої логіки: помилки експертів при формуванні нечіткої бази правил; невідповідність параметрів функцій належності дійсності.

Для вирішення вказаних вище проблем використовують нечіткі контролери, що базуються на застосуванні апарату нейронних мереж. Нечіткі нейронні мережі дозволяють в процесі навчання настроювати оптимальні значення параметрів функцій належності і виявляють складні закономірності у неповних, зашумлених вхідних датах.

Рішення задачі прогнозування цін на продукцію сільського господарства, як зазначалось вище, пропонується здійснювати на основі сучасних інтелектуальних технологій: теорії нечітких множин, нейронних мереж, методів нечіткої логіки і генетичних алгоритмів [1]. На сьогодні використовуються наступні види нечітких

нейронних мереж: нечіткі контролери Мамдані, нечіткі контролери Цукамото, нечітка нейронна мережа ANFIS, нечітка нейронна мережа NEFPROX, нечітка нейронна мережа TSK, нечітка нейронна мережа Ванга-Менделя [6]. Нечіткі множини дають можливість формалізувати величини, що мають якісну основу, виявити зв'язки між регульованими параметрами і величинами, що впливають на них, і сформулювати нечіткий прогноз в умовах невизначеності параметрів прогнозування. Важливими для учасників біржових торгів є ефективність і достовірність тривалого та короткострокового прогнозів. Блок-схема прогнозування потоків і алгоритм побудови математичної моделі базуються на використанні методів нечіткої логіки.

Показники вхідного фактору та узагальнюючого показника запишемо в табл. 2, де Y_{reg} знайдено за лінійною регресією, а Y_{net} – вихідні значення нечіткої моделі Мамдані на повній вибірці. Через брак реальних статистичних даних показники експорту та імпорту зернових за 1996-2000 рр. заповнимо за допомогою методу «К - найближчих сусідів», тобто якщо об'єкти близькі по значеннях $n-1$ властивостей, то вони близькі по значенням n -ї властивості [2].

Як міра «схожості» рядків (об'єктів) фігурує декартова відстань між рядками в просторі стовпців (властивостей). Стовпчик з невідомими значеннями, називатимемо цільовим стовпцем. Для отримання прогнозу невідомого елементу значення цільової властивості у К - найближчих сусідів усереднюються з вагами, обернемо пропорційними до декартової відстанні до рядка, що містить пропуск [1].

Таблиця 2 – Показники вхідних даних та узагальнюючого показника

№	Рік	X1	X2	X3	X4	X5	X6	Y	Y_{reg}	Y_{net}
1	1996	13248	24571	19,6	321,7	21,315	11,909	168,4	213.7854	173.5512
2	1997	15051	35472	24,5	42,2	577,837	28,718	176,1	217.6769	176.1162
3	1998	13718	26471	20,8	83,8	45,462	5,154	154,2	221.1156	154.5169
4	1999	13154	24581	19,7	54,5	21,996	12,279	200,4	163.1339	196.3234
5	2000	13646	24459	19,4	989,7	44,151	24,767	443,8	373.6256	442.3647
6	2001	15586	39706	27,1	4005,4	483,72722	50,23964	381,3	381.1298	381.1414
7	2002	15448	38804	27,3	6526,1	997,70641	24,35316	312,5	277.6973	312.6833
8	2003	12495	20234	18,2	8477,5	402,29976	522,52744	535,1	537.2149	535.1292
9	2004	15434	41809	28,3	9098,4	844,27363	167,00145	453,1	441.5428	453.1638
10	2005	15005	38016	26	10568,2	1384,07827	57,52218	417,8	406.7124	417.6629
11	2006	14515	34258	24,1	11905,2	1354,2468	59,4835	515,2	487.6343	515.1203
12	2007	15115	29295	21,8	9596,8	763,7294	86,5847	833,5	855.0648	833.5977
13	2008	15636	53290	34,6	40019,5	3703,7959	146,5256	778,6	793.6664	778.5992
								Похибка	36.6936	1,869

В табл. 3 запишемо базу нечітких правил, що відповідає табл. 2.

Дані табл. 3 вказують, що 4, 7 і 10 правила повторюються, тому в подальшому дослідженні їх не використовуємо.

Побудуємо нечітку модель типу Мамдані. Для цього визначимо для кожної змінної межі варіювання і задамо терм-множини (табл. 4).

Для побудови моделей використаємо компоненту Fuzzy Logic Toolbox мрограми Matlab, що має графічний інтерфейс і дозволяє проектувати нечіткі моделі типу Мамдані, Сугено, а також нечіткий нейромрежевий контролер ANFIS (рис. 3) [5].

Таблиця 3 – База нечітких правил для табл. 2

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	Y
--	----	----	----	----	----	----	---

1	little	little	little	little	-	-	little
2	large	middle	middle	little	-	-	little
3	middle	little	little	little	-	-	little
4	little	little	little	little	-	-	little
5	middle	little	little	little	-	-	middle
6	large	middle	middle	little	little	little	lessmiddle
7	large	middle	middle	little	little	little	lessmiddle
8	little	little	little	little	little	large	middle
9	large	middle	middle	little	little	little	middle
10	large	middle	middle	little	little	little	lessmiddle
11	middle	middle	middle	little	little	little	middle
12	large	little	little	little	little	little	large
13	large	large	large	large	large	little	large

Таблиця 4 – Нечіткі вхідні та вихідні дані для моделі ціноутворення на продукцію сільського господарства

Фактор	Мінімум	Максимум	Терм-множина
X_1	12495	15636	A1={малий, середній, великий}
X_2	20234	53290	A2={малий, середній, великий}
X_3	18,2	34,6	A3={малий, середній, великий}
X_4	42,2	40019,5	A4={малий, середній, великий}
X_5	402,29976	3703,7959	A5={малий, середній, великий}
X_6	24,35316	522,52744	A6={малий, середній, великий}
Y	154,2	833,5	B={малий, нижче середнього, середній, вище середнього, великий}

Послідовність дій при побудові нечіткої моделі засобами Fuzzy Logic Toolbox полягає в наступних кроках:

- задати вхідні змінні X_1-X_6 і вихідну характеристику Y ;
- задати всім змінним межі варіювання;
- задати функції належності для кожної змінної на базі терм-множин, для чого вибрати вид функції належності: трикутна (по замовчанню); трапецієподібна, гаусівська;
- сформувати базу знань з нечітких правил;
- отримати результати у вигляді графіків належності.

В області властивостей ANFIS (ANFIS info) виводиться інформація про кількість вхідних і вихідних змінних, про кількість функцій дляожної вхідної змінної, а також про кількість рядків у вибірках. Початковий набір даних необхідно розділити на навчальну і контрольну послідовності. Графічне зображення створюваної моделі проілюстровано на рис. 2.

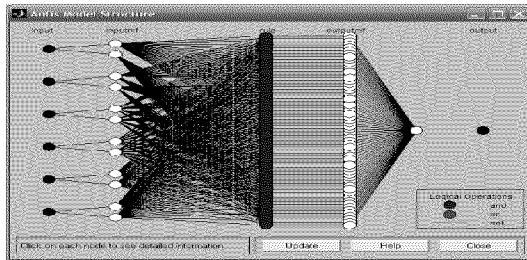


Рисунок 2 – Побудова ANFIS-моделі з 6 входами і 1 виходом

Порівнямо показники різних створених факторних моделей та прогнозні значення середньої ціни зернових по даних моделях (табл. 5).

Таблиця 5 – Результативні показники дослідження та прогнозні значення середньої ціни зернових культур на 2009 – 2011 рр.

Рік	Реальні значення (\bar{Y})	Лінійна регресія (\hat{Y}')	регресія для 2 факторів (\hat{Y}'')	регресія для 3 факторів (\hat{Y}''')	Мамдані 2 gaussmf	Мамдані 3 gbellmf	ANFIS gaussmf
1999	200,4	141,22	242,19	240,15	368,95	198,35	200,4
2000	443,8	401,82	277,82	274,61	399,90	377,39	443,7
2001	381,3	391,02	325,01	323,6	379,74	346,10	381,3
2002	312,5	291,82	337,49	337,89	382,06	177,97	312,5
2003	535,1	537,99	529,88	538,9	403,27	394,27	535,1
2004	453,1	445,29	474,94	473,52	374,84	208,54	453,1
2005	417,8	420,74	438,05	437,37	388,42	222,13	417,8
2006	515,2	527,58	500,31	496,17	462,03	493,85	515,2
2007	833,5	1004,9	510,92	503,25	485,42	758,78	635,1
2008	778,6	917,12	1261,9	1237,8	760,60	772,36	578,4
2009	849,29				620,48	714,62	689,7
2010	908,18				710,82	721,41	745,8
2011	967,08				737,87	731,60	807,3

За табл. 5 найближча апроксимація показників за моделлю ANFIS gaussmf, тобто її показники майже точно відображають реальні значення середньої ціни зернових. Щоб перевірити на скільки точно кожна з пропонованих моделей спрогнозує середню ціну зернових, для створення моделей не використовувались показники 2007-2008 рр. Прогнозні значення на 2007-2008 рр. більш точні у моделі Мамдані 3 gbellmf (абсолютне відхилення склало 74,72 в 2007 році та 6,24 в 2008 році) (рис. 3).

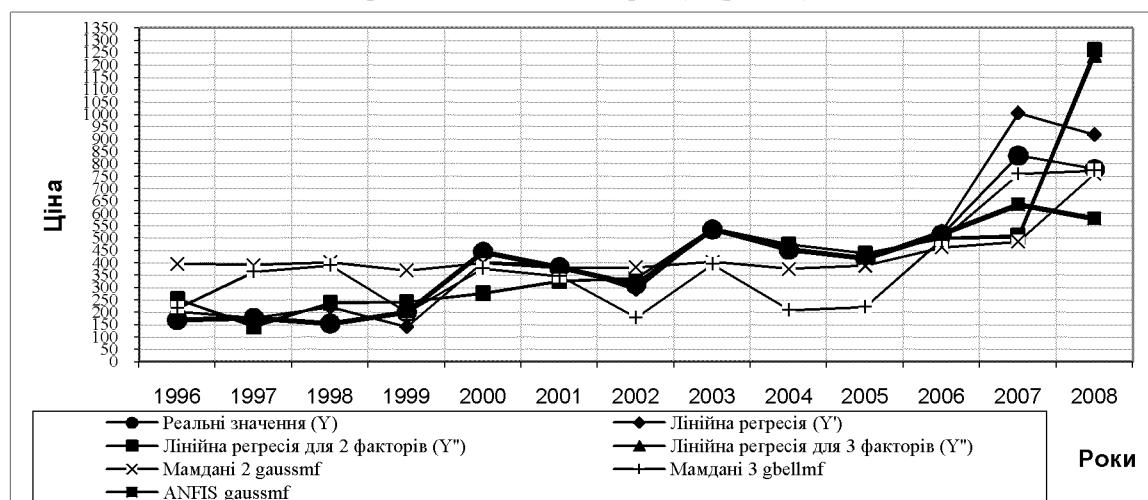


Рисунок 3 – Апроксимація середньої ціни зернових культур за різними моделями

Ефективність прогнозування і зрівняння результатів перевіreno за допомогою наступних методів: лінійна регресія; мамдані з функціями належності гаусівської форми; нейронна мережа ANFIS. Показані порівняльні результати прогнозування значень середньої ціни зернових за вказаними методами показано в табл. 5.

Мережа ANFIS дає достаньо непоганий результат в прогнозуванні, але гірший ніж контролер Мамдані 3 gbellmf. Тоді як при апроксимації ситуація протилежна. Так середнє квадратичне відхилення на тренувальній вибірці склало для Мамдані 3 gbellmf 145,956, а для та ANFIS gaussmf тільки 0,012. А середнє квадратичне відхилення на тестовій вибірці для Мамдані 3 gbellmf дорівнює 53,021, в той час як ANFIS gaussmf демонструє показник 199,293.

Висновки. Отже, використання методу нечіткої логіки та нейронних мереж дає ряд переваг, оскільки дозволяє: включати в аналіз якісні змінні; оперувати нечіткими вхідними даними; оперувати лінгвістичними критеріями; швидко моделювати складні динамічні системи і порівнювати їх із заданим ступенем точності; долати недоліки і обмеження існуючих методів оцінки проектних ризиків.

До недоліків нечітких моделей можна віднести: існування суб'єктивності у виборі функцій належності і формуванні бази правил; відсутність інформованості про метод, а також незначну увагу до застосування методу професійними фінансовими установами; необхідність спеціального програмного забезпечення, а також фахівців, що вміють з ним працювати.

Не дивлячись на недоліки і обмеження, метод нечіткої логіки та нейронних мереж отримав визнання як перспективного і такого, що дає точні результати для найбільших міжнародних компаній (Motorola, General Electric, Otis Elevator, Pacific Gas & Electric, Ford). Для українських товарних ринків використання методу нечіткої логіки та нейронних мереж особливо перспективно, що не виключає застосування статистичних методів, а стає інструментом, коли інші підходи до оцінки ризиків непридатні.

Список літератури

1. Васильєва Н.К. Математичні моделі інноваційного розвитку в аграрній економіці: Монографія. - Дніпропетровськ: РВВ ДДАУ, 2007. – 348 с.
2. Вітлінський В.В. Нейро-нечітке моделювання в інтелектуальних системах прийняття рішень. / Вітлінський В.В., Матвійчук А.В. // Моделювання та інформ. системи в економіці: зб. наук. пр. /відп. ред. Галіцин В. К. - КНЕУ.- 2008. – Вип. 78. – С. 21.
3. Деревянко П.М. Элементы нечеткой логики при формировании инвестиционного портфеля / Деревянко П.М. // Экономика и инфокоммуникации в XXI веке: Труды II-й международной научно-практической конференции. 24-29 ноября 2003 г. - СПб.: Изд-во СПбГПУ, 2003. - С. 317- 319. [Электронный ресурс] - <http://fuzzylib.narod.ru/>
4. Круглов В.В. Интеллектуальные информационные системы: компьютерная поддержка систем нечеткой логики и нечеткого вывода / Круглов В.В., Дли М.И. // – М.: Физматлит, 2002. - 252 с.
5. Матвійчук А.В. Моделювання економічних процесів із застосуванням методів нечіткої логіки / Матвійчук А.В. // – К.: КНЕУ, 2007. – 264 с.
6. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB / Штовба С.Д. - М.: Горячая линия, 2007. - 288 с.

B. Чубань

Моделирование процесса ценообразования на продукцию сельского хозяйства с помощью нечеткой логики и нейронных сетей

В данной работе предложен и обоснован методический подход к проведению комплексного анализа цен на продукцию сельского хозяйства с использованием инструмента нечеткой логики и нейронных сетей, что дает возможность более эффективно осуществлять прогнозирование за входными факторами посевных площадей культур; объема их производства; урожайности; заключенных соглашений на биржах Украины по сельскохозяйственной продукции; объемов экспорта и импорта сельскохозяйственных культур.

V. Chuban

A design of process of pricing is on the products of agriculture by means of fuzzy logic and neuron networks

In the given work the methodical going is offered and grounded near the lead through of complex price analysis on the products of agriculture with the use of instrument of fuzzy logic and neuron networks, that enables more effectively to carry out prognostication after the entrance factors of sowing areas of cultures; to the their production volume; to the productivity; celled agreements on the exchanges of Ukraine on an agricultural product; volumes of export and import of agricultural cultures.

Одержано 03.09.10